

# 交通安全支援のための Bluetooth の電波強度を利用したすれ違い時刻の推定

## Estimation of Passing Time Using Bluetooth Signal Strength for Traffic Safety Assistance

梅園 孝明<sup>1</sup>勝間 亮<sup>1</sup>

Takaaki Umezono

Ryo Katsuma

### 概要

通行人や車から提供された位置情報を利用し、交通事故などを未然に防ぐための交通安全支援システムでは、システムに参加しているユーザが GPS 等で自身の位置情報を取得して利用することが前提であり、位置情報を自発的に取得していないシステムに参加していないユーザの位置は考慮されない。そのため、交通安全支援システムをより高度化するためには、そのようなシステムに参加していないユーザの位置を取得し、数秒後の位置予測を行うことが求められる。そこで本研究では、一人の交通安全支援システム参加ユーザのスマートフォン端末が他のスマートフォン端末とすれ違うときの Bluetooth 通信の RSSI 値の時系列データから、すれ違い時刻を推定し、数秒後の不参加ユーザの位置を予測することを目的としている。Bluetooth 受信機を身体の 6 箇所に装着して、Bluetooth ビーコンを発する端末を所持した通行人とすれ違う実験を行い、6つの端末から得られた RSSI 値の時系列データを統合して特徴量を抽出し、機械学習によりすれ違い時刻を推定し、その精度を確認した。

### 1. はじめに

スマートフォン端末の普及に伴って、GPS による位置情報を利用したサービスやアプリケーションの幅はより広がっている。このようなサービスの 1 つとして、様々なセンサから通行人や車の位置情報を取得して、その進行方向や速度を計算し、交通事故を未然に防げるよう警告を行う交通安全支援システムが提案されている。位置情報の取得にはあらかじめ道路に設置された路側機のセンサを用いる方法がある。しかし、路側機はすべての交差点に設置できず、設置されていない場所での事故を予測することは難しい。そこで、路側機を用いず、歩行者が持つスマートフォン端末や車に搭載された GPS や、これらの端末の相互通信によって位置情報を得る方式の交通安全支援システムが提案されている [1]。このシステムでは、歩行者はスマートフォン端末の GPS 機能の利用を許可している人に限り位置情報を取得できる。しかしながら、プライバシーや消費電力の側面から GPS の利

用を常に許可することに抵抗を感じる人も多く、スマートフォン端末の所有者全員がシステムに参加しているわけではない。交通安全支援システムの高度化のためには、このようなシステムに自発的に位置情報を提供していないユーザの位置情報を他の手段で推定し、数秒後の位置予測を行う必要がある。以降、交通安全支援システムに位置情報を提供するユーザを参加ユーザ、システムに位置情報を提供しないユーザを不参加ユーザと呼ぶ。

GPS を利用しない位置推定手法として、無線 LAN や Bluetooth の電波強度からノード間の距離を推定する手法がある。最近ではこの手法を基としたサービスとして、感染症対策のためのアプリである COCOA などの Bluetooth ビーコンを発するアプリが複数登場している [3]。そこで本研究では不参加ユーザのうち、Bluetooth ビーコンを発するアプリ利用者を対象として位置推定を試みる。

本稿では、一人の参加ユーザのスマートフォン端末が他のスマートフォン端末とすれ違うときの Bluetooth 通信の RSSI 値の時系列データから、すれ違い時刻を推定し、数秒後の不参加ユーザの位置を予測することを目的としている。しかしながら、一般的に Bluetooth の電波は距離減衰が激しく、周辺環境による電波の反射をはじめとしたマルチパスノイズの影響を受けるため、単一の Bluetooth の RSSI 値から端末の距離を正確に推定することは困難であることが分かっている。一方で、近年スマートフォン端末以外にもタブレット端末やワイヤレスイヤホンなどの Bluetooth 通信機能を搭載した機器を複数持ち歩く人が増えていることから、複数の Bluetooth 受信機による RSSI 値の計測が現実的なものとなってきている。これらの点を踏まえ、本研究では、Bluetooth 受信機を身体の 6 箇所に装着して RSSI 値を計測することで、マルチパスノイズによる推定精度低下の軽減を試みた。この 6 つの端末で得られた RSSI 値の時系列データから特徴量を抽出し、機械学習によりすれ違い時刻を推定しその精度を確認した。また一部の端末の RSSI 値だけでも機械学習を行い、すれ違い時刻の推定に有効な Bluetooth 受信機の装着部位を検証した。

<sup>1</sup> 大阪公立大学, Osaka Metropolitan University, Sakai, Osaka 599-8531, Japan

## 2. 関連研究

歩行者と車の交通安全のための技術として、歩車間通信というものがある。OKIが開発する歩車間通信システムでは歩行者が持つ端末と車両に搭載された端末が直接通信を行い、お互いの位置・速度情報などを交換することで、歩行者と車に互いの接近を通知する [2]。ただし、専用の路側装置を使わず歩車間通信を実現するために、周辺の他の歩行者や車の端末を含めて形成される移動体無線アドホックネットワークの構築を前提としているため、交通量の少ない交差点などではシステムが利用できないという課題がある。また歩行者が位置情報を取得していない場合には、情報の交換ができず、正しい通知が行えないといった問題もある。本研究ではこういった問題を解決するため、歩行者と車が直接通信を行うのではなく、歩行者と車がサーバーに情報を送信する方式を採用したシステムを提案する。また位置情報を取得していない歩行者に関しては、他の位置情報を取得している歩行者がすれ違う際に Bluetooth 通信を行い、すれ違った歩行者の位置を予測することで、交通安全支援システムによる不参加ユーザの一部を含めた危険予測を可能にする。

無線 LAN や Bluetooth の RSSI 値を用いて位置を推定する手法は盛んに研究されている。RSSI 値から距離を求めて位置を推定する手法は、多くが式 (1) に示す自由空間での電波伝搬損失方程式に基づいている。

$$RSSI = -(10n \log_{10}(D) - A) \quad (1)$$

ここで  $RSSI$  は計測した RSSI 値、 $n$  は RSSI 減衰定数、 $D$  は距離、 $A$  は発信源から 1m の距離における RSSI 値を表す。また  $n$  は周辺環境によって適宜調整される値であり、障害物のない理想的な空間においては  $n = 2.0$  とされることが多い。幾つかの研究では、この式 (1) を改良した式によって RSSI 値から距離を算出し、複数のアンカノードからの距離を算出し、三角測量法により位置を推定することを提案している [4][5][6]。この手法は、複数の場所に固定されたアンカノードを用いるため、事故の発生頻度が高い交差点などで路側機として設置することで交通安全支援として一定の成果が期待されるが、提案するシステムは路側機などの特別な機器を設置していない場所でも危険予測を可能とすることを目指しているという本質的な違いがある。

## 3. 問題設定

交通安全支援システム参加ユーザと、不参加ユーザがともに徒歩で移動中に、道路ですれ違う環境を想定する。参加ユーザは自身の位置情報と、他端末から発せられる Bluetooth 電波強度の情報を常時取得している。不参加ユーザは感染症対策アプリなどの使用により常時

Bluetooth ビーコンを発しているとする。不参加ユーザは 1 箇所からビーコン発信、参加ユーザは 6 個所でビーコンを受信しているものとする。また両者が手に持った端末は常時身体の前方で保持しているものとする。すれ違いの際、両者は等速直線運動に近い徒歩移動をしているものとし、システム参加ユーザの移動速度は既知であるものとする。また、二者の移動方向は  $180^\circ$  異なり、向かい合う形で十分に離れた位置から接近し、すれ違った後再度十分に離れるまで、移動方向を変えることはないものとする。

## 4. 提案手法

### 4.1 システムの概要

提案する交通安全支援システムは、 $n$  個の端末を所有する参加ユーザ、1 個の端末を所有する不参加ユーザ、車、位置・速度情報や RSSI 値を管理するサーバから成る。また参加ユーザの端末は GPS と Bluetooth 機能が、不参加ユーザの端末は Bluetooth 機能のみが、車は GPS のみが利用可能であるとする。システムの概要を図 1 に示す。

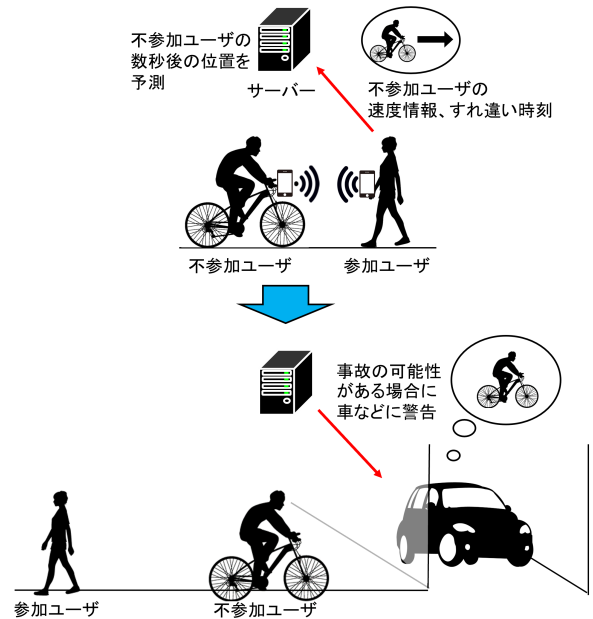


図 1: システムの概要図

参加ユーザは不参加ユーザとすれ違う際に、所有した端末で不参加ユーザが持つ端末の Bluetooth ビーコンを検知し、その間 RSSI 値を計測し続ける。このようにして計測された RSSI 値は時系列データとして、GPS で取得した自身の位置・速度情報とともにサーバーへ送信される。サーバーは車の位置情報も常時取得している。サー

バーは受信したこれらのデータを分析することで数秒後の不参加ユーザの位置を推定し、参加ユーザや車の位置・速度情報と組合せることで事故の可能性を判断し、警告を行う。

本研究では、参加ユーザが計測した RSSI 値の時系列データから不参加ユーザの位置を推定するという課題に着目し、機械学習により正確に不参加ユーザの位置を推定することを目的としている。

## 4.2 特徴量の抽出

RandomForest による教師あり学習によりすれ違いのを判別する。参加ユーザが所有する  $n$  個の端末で計測した  $n$  個の RSSI 値の時系列データを線形補間する。補間された 6 つの時系列データ中で初めて RSSI 値を計測した時刻を計測開始点とし、以後  $t$  秒毎に、各端末についてその時刻の RSSI 値と、その時刻から 3 秒前までの RSSI 値の最大値、最小値、平均値、および分散の 5 種を求め、計  $5n$  種の特徴量を抽出し学習を行う。また、2 章の式 1 より、電波の反射などがない理想的な空間においては、距離が近づくにつれて RSSI 値の増加量が大きくなるのがわかる。すなわち、すれ違いの前後では RSSI 値の変化量が特に大きくなると考えられる。このことから RSSI 値について閾値  $\alpha$ [dBm] を設定し、ある時刻の RSSI 値が 1 秒前から閾値以上増加している場合は 1、閾値以上減少している場合は -1、それ以外の場合は 0 となるような特徴量を提案する。この特徴量を加えた  $6n$  種の特徴量でも学習を行う。

## 5. 実験

参加ユーザ役と不参加ユーザ役の 2 名が直線路をすれ違い、6 箇所に装着した端末で RSSI 値の時系列データを取得する実験を行った。実験では、参加ユーザ役が装着した 6 台全てのスマートフォン端末で、Bluetooth の RSSI 値の計測アプリとして、Beacon Analyzer を使用した。Beacon Analyzer での RSSI 値の計測間隔は約 1Hz である。また、すれ違い時刻の推定精度は、機械学習ソフトである weka を使用して分類アルゴリズムの 1 種である RandomForest を用いて検証した。

### 5.1 実験方法

参加ユーザ役が 6 台のスマートフォンを靴、帽子、身体前方にかけたショルダーバッグ内、手提鞆、手、尻ポケットの計 6 箇所に、不参加ユーザ役が 1 台のスマートフォンを手に装着した。二者は 50m 離れた位置から向かい合って同時に移動を開始し、1m の横幅を保ったまま直進し、互いが 50m 進んだところで RSSI の計測を終了した。地面には 5m 間隔でマーカーを設置し、すれ違いの様子をタブレット端末で撮影することで、二者の速

度と二者間の距離を計測した。以上の動作を大阪公立大学中百舌鳥キャンパスの屋外で 20 回行った。

### 5.2 すれ違いの判別

すれ違い位置を求める際に許容される誤差を閾値  $d$ [m] として設定する。4.2 節で  $t$  秒毎に抽出した  $5n$  種あるいは  $6n$  種の特徴量データに対し、その時刻での二者間の距離が閾値を下回っていた場合に、その特徴量データに正解ラベルを、上回っていた場合には不正解ラベル付け、機械学習により判別を行った。今回の実験では、閾値  $d$  および 4.2 節で提案したその他の推定に必要な値は、 $d = \pm 1, \pm 2, \pm 3, \pm 4, \pm 5$ ,  $\alpha = 5, 6, \dots, 15$ ,  $t = 0.1$  と定義した。

### 5.3 実験結果

まず 6 箇所に装着した端末で取得した 6 つの RSSI 値時系列データから 1 つだけ選択し、選択した時系列データから 5 種の特徴量を抽出して学習したときの正解ラベルの F 値を、装着位置と判別距離ごとにまとめると表 1 のようになった。

表 1: 装着箇所と判別距離ごとの正解ラベルの F 値

$d$	靴	帽子	肩掛	手提	手	尻
$\pm 1m$	0.370	0.343	0.364	0.420	0.567	0.400
$\pm 2m$	0.706	0.683	0.739	0.729	0.772	0.691
$\pm 3m$	0.818	0.799	0.837	0.796	0.825	0.795
$\pm 4m$	0.842	0.868	0.864	0.842	0.873	0.858
$\pm 5m$	0.876	0.873	0.880	0.884	0.898	0.880

表 1 を見ると、すれ違いと判別する距離が長いほど推定精度が向上しているが、判別距離が  $\pm 2m$  以下では推定精度が 70% 程度となっており、改善の余地があるといえる。次に 6 箇所に装着した端末で計測した RSSI 値時系列データ全てから計 30 種の特徴量を抽出して学習したとき、提案手法による特徴量を含めた計 36 種の特徴量で学習したときの正解ラベルの F 値を、判別距離と提案手法の特徴量の閾値ごとにまとめたものを表 2 に示す。

表 1 と表 2 を比較すると、いずれか 1 つの時系列データで学習するよりも 6 つの時系列データ全てで学習するほうが、全ての判別距離で最大 10% 程度推定精度が向上しており、マルチパスをはじめとしたノイズによる推定精度の低下を軽減することができたと考えられる。また 3~5m の距離は 90% 以上の精度で判別できた。

表 2 を見ると、提案する特徴量を加えた 36 種の特徴量で学習した場合では、30 種の特徴量で学習した場合と比べて、閾値が 9dBm 以下では 3 つ以上の判別距離で精度が向上しているが、10dBm 以上では 3 つ以上の判別距離で精度が悪化していることがわかる。また特徴量

表 2: 判別距離と閾値ごとの正解ラベルの F 値

閾値 $\alpha$	$\pm 1m$	$\pm 2m$	$\pm 3m$	$\pm 4m$	$\pm 5m$
なし (計 30 種)	0.567	0.875	0.917	0.935	0.950
5dBm	0.720	0.898	0.920	0.937	0.951
6dBm	0.735	0.872	0.914	0.941	0.951
7dBm	0.757	0.881	0.925	0.937	0.952
8dBm	0.705	0.885	0.916	0.937	0.947
9dBm	0.641	0.876	0.913	0.936	0.955
10dBm	0.620	0.874	0.908	0.940	0.946
11dBm	0.569	0.842	0.916	0.934	0.951
12dBm	0.623	0.841	0.912	0.934	0.951
13dBm	0.595	0.849	0.909	0.934	0.948
14dBm	0.564	0.873	0.905	0.934	0.948
15dBm	0.576	0.853	0.905	0.930	0.948

を加えた場合の推定精度の変化は、判別距離  $\pm 2\sim 5m$  においては  $-3.4\sim 2.3\%$  に収まっている一方で、もとの推定精度が悪い判別距離  $\pm 1m$  では、閾値 14dBm 以外で精度が向上しており、最大 19% の精度の向上が見られた。以上のことから提案する特徴量は、判別距離が特に短い場合、すなわち至近距離の判別には有効であり、閾値の値が大きすぎると逆に精度を悪化させてしまうことが分かった。

複数の端末で RSSI 値を計測することですれ違いの推定精度は向上することは確認できたが、システムが要求する端末の数が多いと参加ユーザへの負担が大きくなるため、計測端末は少ないほうが好ましい。そこで次に、6 箇所に装着した端末のうち 3 箇所で計測した時系列データから 30 種の特徴量を抽出して学習したときの正解ラベルの F 値を、装着位置の組合せと判別距離ごとに表 3 示す。

表 3 を見ると、多くの組合せで、3m を 85% 以上、4.5m を 90% 以上で推定することができた。また、すべての判別距離で特に精度が良かった組合せは帽子、肩掛、手で、6 箇所全ての場合と比較すると、 $2\sim 5m$  では 2% 未満の精度悪化にとどまり、1m では 3% 以上精度が向上した。

## 6. まとめ

本研究により、複数の端末で RSSI 値を計測することによって、単一の端末で RSSI 値を計測する場合より最大 10% 程度推定精度が向上することがわかり、 $3\sim 5m$  の距離を 90% 以上の精度で判別することができた。また今回提案した特徴量は、至近距離の推定に対しては一定の効果が見られることが分かった。本稿では、すれ違う際の間隔は 1m、不参加ユーザは手に端末を所持している、などの限定された条件での推定であったため、すれ違う

表 3: 判別距離と閾値ごとの正解ラベルの F 値

装着箇所組合せ	$\pm 1m$	$\pm 2m$	$\pm 3m$	$\pm 4m$	$\pm 5m$
6 箇所全て	0.567	0.875	0.917	0.935	0.950
靴, 帽子, 肩掛	0.559	0.851	0.905	0.913	0.926
靴, 帽子, 手提	0.496	0.841	0.894	0.915	0.926
靴, 帽子, 手	0.508	0.831	0.893	0.911	0.948
靴, 帽子, 尻	0.530	0.758	0.891	0.908	0.934
靴, 肩掛, 手提	0.513	0.841	0.886	0.909	0.918
靴, 肩掛, 手	0.571	0.852	0.896	0.918	0.932
靴, 肩掛, 尻	0.392	0.804	0.868	0.884	0.900
靴, 手提, 手	0.505	0.855	0.865	0.909	0.939
靴, 手提, 尻	0.430	0.789	0.865	0.900	0.898
靴, 手, 尻	0.517	0.846	0.882	0.899	0.931
帽子, 肩掛, 手提	0.538	0.846	0.895	0.931	0.933
帽子, 肩掛, 手	0.605	0.862	0.910	0.932	0.940
帽子, 肩掛, 尻	0.444	0.828	0.873	0.924	0.933
帽子, 手提, 手	0.538	0.841	0.885	0.914	0.940
帽子, 手提, 尻	0.486	0.837	0.875	0.913	0.930
帽子, 手, 尻	0.538	0.809	0.880	0.921	0.938
肩掛, 手提, 手	0.583	0.847	0.901	0.915	0.932
肩掛, 手提, 尻	0.564	0.815	0.881	0.914	0.913
肩掛, 手, 尻	0.629	0.846	0.903	0.923	0.930
手提, 手, 尻	0.509	0.815	0.882	0.900	0.935

際の間隔や不参加ユーザの端末の装着箇所などの条件も変更した上で検証を行う必要がある。また至近距離の推定精度をさらに向上させられる、ノイズに対して頑健な特徴量を考える必要がある。

## 参考文献

- [1] 鈴木結香子, 松本江里加, 島田秀輝, 佐藤健哉: “歩車間通信を利用した歩行者状況に基づく歩行者安全支援システム” マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2013 論文集, 2013, 717-722.
- [2] 金子富, 浜口雅春: “歩車間通信システムの開発” [https://www.oki.com/jp/otr/2011/n218/pdf/218\\_r22.pdf](https://www.oki.com/jp/otr/2011/n218/pdf/218_r22.pdf)
- [3] 厚生労働省, “新型コロナウイルス接触確認アプリ (COCOA) COVID-19 Contact-Confirming Application” [https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/cocoa\\_00138.html](https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/cocoa_00138.html)
- [4] S. Liu and A. Striegel: “Accurate Extraction of Face-to-Face Proximity Using Smartphones and Bluetooth,” 2011 Proceedings of 20th International Conference on Computer Communications and Networks (ICCCN), 2011, pp. 1-5

- [5] Y. Wang, Xu Yang, Yutian Zhao, Yue Liu and L. Cuthbert: "Bluetooth positioning using RSSI and triangulation methods," *2013 IEEE 10th Consumer Communications and Networking Conference (CCNC)*, 2013, pp. 837-842
- [6] M. E. Rida, F. Liu, Y. Jadi, A. A. A. Algawhari and A. Askourih: "Indoor Location Position Based on Bluetooth Signal Strength," *2015 2nd International Conference on Information Science and Control Engineering*, 2015, pp. 769-773